

Journal of System Simulation

Volume 28 | Issue 4

Article 21

7-2-2020

Coral Reefs Optimization for Solving Parameter Identification in Permanent Magnet Synchronous Motor

Yawei Quan

1. Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;;

Tian Na

1. Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;;2. Department of Educational Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

1. Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;;

Wang Yan

1. Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Coral Reefs Optimization for Solving Parameter Identification in Permanent Magnet Synchronous Motor

Abstract

Abstract: High accuracy identification of parameters in permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. *According to the drawbacks of slow speed, big error, and small number of parameters in classical particle swarm optimization (PSO) and least square method, Coral Reefs Optimization (CRO) was proposed to solve the parameter identification problem in PMSM.* In order to improve the identification accuracy, the parameter setting in CRO was adjusted. The mathematical model of PMSM in coordinate system was established, CRO, PSO and RLS were applied to identify parameters in PMSM, and were verified in Matlab/Simulink for comparison. *The simulation results indicate that CRO algorithm is able to improve the identification accuracy of stator resistance, d-axis inductance, q-axis inductance, rotor flux and guarantee the performance improvement in PMSM.*

Keywords

coral reefs optimization, permanent magnet synchronous motor, parameter identification, particle swarm optimization, least square method

Recommended Citation

Quan Yawei, Tian Na, Ji Zhicheng, Wang Yan. Coral Reefs Optimization for Solving Parameter Identification in Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(4): 927-933.

基于珊瑚礁算法的永磁同步电机参数辨识

全亚威¹, 田娜^{1,2}, 纪志成¹, 王艳¹

(1. 江南大学电气自动化研究所, 江苏 无锡 214122; 2. 江南大学教育技术系, 江苏 无锡 214122)

摘要: 永磁同步电机参数的高精度辨识是进行控制器设计的基础。针对传统的粒子群算法以及最小二乘法在辨识电机参数时速度慢, 误差大, 可辨识参数少的缺点, 提出了将珊瑚礁算法应用于求解永磁同步电机多参数辨识的问题。在 dq 坐标系下建立永磁同步电机参数辨识模型, 将珊瑚礁算法、粒子群算法、和最小二乘法应用于求解永磁同步电机参数辨识问题, 并在 Matlab/Simulink 中进行了对比验证。实验结果表明珊瑚礁算法能同时辨识定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感、转子磁链等电磁参数并且具有较好的收敛性能。

关键词: 珊瑚礁算法; 永磁同步电机; 参数辨识; 粒子群算法; 最小二乘法

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2016)04-0927-08

Coral Reefs Optimization for Solving Parameter Identification in Permanent Magnet Synchronous Motor

Quan Yawei¹, Tian Na^{1,2}, Ji Zhicheng¹, Wang Yan¹

(1. Institute of Electrical Automation, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2. Department of Educational Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: High accuracy identification of parameters in permanent magnet synchronous motor (PMSM) is the basis of controller design. According to the drawbacks of slow speed, big error, and small number of parameters in classical particle swarm optimization (PSO) and least square method, Coral Reefs Optimization (CRO) was proposed to solve the parameter identification problem in PMSM. In order to improve the identification accuracy, the parameter setting in CRO was adjusted. The mathematical model of PMSM in dq coordinate system was established, CRO, PSO and RLS were applied to identify parameters in PMSM, and were verified in Matlab/Simulink for comparison. The simulation results indicate that CRO algorithm is able to improve the identification accuracy of stator resistance, d -axis inductance, q -axis inductance, rotor flux and guarantee the performance improvement in PMSM.

Keywords: coral reefs optimization; permanent magnet synchronous motor; parameter identification; particle swarm optimization; least square method

引言

由于永磁同步电机(Permanent Magnet



收稿日期: 2015-08-09 修回日期: 2015-10-14;
基金项目: 国家 863 计划(2014AA041505); 国家自然科学基金(61572238);
作者简介: 全亚威(1990-), 男, 江苏盐城, 硕士, 研究方向为控制理论与控制工程; 田娜(1983-), 女, 河北石家庄, 副教授, 硕导, 研究方向为进化算法, 机器学习; 纪志成(1959-), 男, 浙江杭州, 教授, 博导, 研究方向为电力电子与电气传动。

Synchronous Motor, PMSM) 具有损耗少、效率高、性能好、节电效果明显的优点, 因此广泛应用于高性能伺服系统以及其他工业领域^[1]。在实际的运行过程中, PMSM 系统是强耦合, 非线性, 时变的动态系统, 并且 PMSM 系统参数容易受到温度、磁通饱和、定子电流等因素的影响, 这些影响不仅降低了运行的可靠性也给控制系统带来了很大的难度。而高性能的 PMSM 控制系统的实现依赖于

精确的电机参数。所以，想要获得高性能的 PMSM 控制系统，就必须对电机的参数进行准确的辨识^[2]。

近年来有许多研究人员对 PMSM 的参数识别展开了大量的研究。常用的一些辨识方法有模型参考自适应辨识^[3-4]、最小二乘法^[5-7]、基于扩展卡尔曼滤波的方法^[8]和基于人工神经网络的方法^[9]。基于扩展卡尔曼滤波的电机参数辨识方法能够较好的解决噪音敏感问题，能够同时对电机的状态和参数进行辨识，但是该方法需要对电机数学模型预先处理且需要进行大量的矢量和矩阵的运算，过程复杂；最小二乘法可以将电机的数学模型线性化，容易实现，但是由于需要目标函数对电机参数的导数，而且电机的测量噪声和转速波动容易对求导结果产生影响，从而导致辨识的结果会出现偏差。随着计算智能技术的深入发展，研究人员将一些智能算法^[10-11]应用到了 PMSM 的参数辨识中，这为电机的参数辨识提供了一种新的思路。文献[12]将粒子群算法用于感应电机的参数辨识中，仿真证明粒子群算法的辨识精度比蚁群算法更高。但是本文变速运行实验是在电机不带负载的情况下进行的，没有讨论带负载运行时对辨识结果的影响，而且粒子群算法运行时间更长。文献[13]采用遗传算法对 dq 轴电感和转子磁链进行辨识，但是遗传算法有计算量大、收敛速度较慢、早熟等问题。

针对 PMSM 多参数辨识问题，传统的粒子群算法以及最小二乘法在辨识电机参数时具有速度慢，误差高的缺点。本文提出了将珊瑚礁算法(Coral Reefs Optimization, CRO)应用于 PMSM 的多参数辨识中。将辨识的结果与使用其他传统方法辨识的 PMSM 参数从辨识的速度以及精度两个方面进行对比，验证了 CRO 算法的有效性。

1 PMSM 数学模型

PMSM 是一个具有强耦合性的、非线性时变的复杂系统，其能在静止三相坐标轴系、静止 $\alpha\beta$ 坐标轴系以及同步旋转 dq 坐标轴系下建立数学模

型，并且三种坐标轴系下的数学模型可以进行变换所得，而其在 dq 坐标轴系下的数学模型是最常用的数学模型。

在应用中忽略 PMSM 的磁饱和效应及铁芯涡流、磁滞损耗等情况，其 dq 坐标系的电压方程和磁链方程分别如式(1)和(2)。

电压方程如下：

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega \psi_q \\ u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega \psi_d \end{cases} \quad (1)$$

磁链方程如下：

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (2)$$

其中： u_d u_q 为 d, q 轴上的电压分量， i_d i_q 为 d, q 轴上的电流分量， R_s 为定子电阻， ψ_d ψ_q 为 d, q 轴上的磁链， L_d L_q 为 d, q 轴上的电感， ψ_f 为永磁铁产生的磁链， ω 为电气角度转速。

在同步旋转 dq 坐标轴系下，PMSM 的数学模型可以表示为：

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = -\frac{R_s}{L_d} i_d + \frac{L_q}{L_d} \omega i_q + \frac{u_d}{L_d} \\ \frac{di_q}{dt} = -\frac{R_s}{L_q} i_q - \frac{L_d}{L_q} \omega i_d + \frac{u_q}{L_q} - \frac{\psi_f}{L_q} \omega \end{cases} \quad (3)$$

其中： i_d ， i_q ， u_d 与 u_q 分别为 dq 轴的电流和电压； ω 是电气角度转速； R_s 为定子电阻； L_d ， L_q 为 dq 轴电感， ψ_f 为永磁磁链； $\mathbf{p} = \{R_s, L_d, L_q, \psi_f\}$ 就是需要同时辨识的参数集合。

根据文献[13]的原理，PMSM 一般采用 $i_d = 0$ 进行解耦控制，当 $i_d = 0$ 时，对 dq 轴电流进行解耦，使定子电流只有 q 轴交流分量，在电机电流处于稳态时，将(2)式带入(1)式，并进行离散化可得：

$$\begin{cases} u_d(k_0) = -L_{q0}\omega(k_0)i_{q0}(k_0) \\ u_q(k_0) = R_s i_{q0}(k_0) + \psi_{f0}\omega(k_0) \end{cases} \quad (4)$$

从式(4)中可知电机方程的阶数是二，但需要辨识的参数是四个，所以电机状态方程是非满秩型。在电机电流稳态时通过在短时间内注入一个 $i_d \neq 0$ 的 d 轴电流，得到另一个二阶电机 dq 轴模型为：

$$\begin{cases} u_d(k) = R_s i_d(k) - L_q \omega(k) i_q(k) \\ u_q(k) = R_s i_q(k) + L_d \omega(k) i_d(k) + \psi_f \omega \end{cases} \quad (5)$$

综合(4)和(5), 得到一种四阶 PMSM 电机 dq 轴辨识模型为:

$$\begin{cases} u_d(k_0) = -L_{q0} \omega(k_0) i_{q0}(k_0) \\ u_q(k_0) = R_s i_{q0}(k_0) + \psi_f \omega(k_0) \\ u_d(k_1) = R_s i_d(k_1) - L_{q1} \omega(k_1) i_{q1}(k_1) \\ u_q(k_1) = R_s i_q(k_1) + \psi_f \omega(k_1) + L_d \omega(k_1) i_d(k_1) \end{cases} \quad (6)$$

2 珊瑚礁算法

CRO 算法由 Sancho 等^[14]于 2013 年提出, 是一种模拟珊瑚虫群行为和珊瑚礁筑成的智能优化算法, 其珊瑚虫群的行为分成繁殖、竞争、淘汰等环节。文献[15-17]指出, CRO 算法在处理一些标准测试函数时, 相对于粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)与和声搜索算法(Harmony Search, HS)有更好的寻优精度和收敛速度^[15-17]。CRO 算法描述如下:

(1) 初始化, 设珊瑚礁大小为 $U \times V$ 的矩形, 上面有 $U \times V$ 个节点可供珊瑚虫附着, 此时已被附着的珊瑚礁占所有珊瑚的比例为 ρ 。设珊瑚虫有雌雄异体比例为 ξ , 分裂繁殖比例为 γ , 子代珊瑚虫尝试附着极限次数为 μ , 每次循环淘汰的概率为 ε , 淘汰数量比例为 δ , 最大迭代次数为 ψ 。

(2) 有数量为 $U \times V \times \rho$ 的珊瑚虫已附着在珊瑚礁上, 其中 ξ 比例的雌雄异体珊瑚虫 $U \times V \times \rho \times \xi$ 作为亲代 C_1 和 C_2 , 并通过模拟二进制交叉 (Simulated Binary Crossover, SBX) 的方式结合, 根据式(7)产生 2 个子代 c_1 和 c_2 。

$$\begin{cases} c_{1,\alpha} = [(1+\phi)C_{1,\alpha} + (1-\phi)C_{2,\alpha}] / 2 \\ c_{2,\alpha} = [(1-\phi)C_{1,\alpha} + (1+\phi)C_{2,\alpha}] / 2 \end{cases}, \alpha = 1, \dots, \psi \quad (7)$$

其中, α 为迭代次数, ϕ 为按式(8)生成的随机变量:

$$\phi = \begin{cases} (2\tau)^{\frac{1}{\kappa+1}}, & \tau < 0.5 \\ [2(1-\tau)]^{\frac{1}{\kappa+1}}, & \tau > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

τ 为区间(0,1)上的随机数, κ 为交叉常数。剩余 $U \times V \times \rho \times (1-\xi)$ 数量的雌雄同体珊瑚虫 C 根据式(9)产生一个子代 c 。

$$c_\alpha = C_\alpha + rand(-1,1) \times (C_\alpha^{\max} - C_\alpha^{\min}) \quad (9)$$

(3) 子代珊瑚虫需要寻找珊瑚礁进行附着, 此时有数量为 $U \times V \times (1-\rho)$ 的珊瑚礁未被附着。子代珊瑚虫随机寻找珊瑚礁, 若该珊瑚礁为空, 子代珊瑚虫便可以成功附着; 若该珊瑚礁已经被其他珊瑚虫附着, 则需计算出各自的健康度值(适应度值 $f(p)$), 较优的将抢占该珊瑚礁。未成功附着的珊瑚虫按上述步骤重复寻找, 若子代珊瑚虫在极限次数 μ 内仍未能成功附着, 该珊瑚虫死亡。

(4) 比例为 γ 优势珊瑚虫通过分裂的方式产生子代, 并按步骤(3)的过程尝试附着。每轮循环有 ε 的概率会进行淘汰, 淘汰比例为 δ 的健康度较差的珊瑚虫。被淘汰的珊瑚虫会自动死亡, 空出珊瑚礁以便其他珊瑚虫进行竞争。

重复步骤(2)(3)(4), 直至达到最大迭代次数 ψ 时, 珊瑚礁上健康度最优珊瑚虫 c 即为最优解。

3 基于 CRO 的 PMSM 多参数辨识

3.1 永磁同步电机参数辨识原理

PMSM 的辨识过程是根据其理论模型的输出和实际系统输出的差值, 通过智能优化算法对理论模型中的待辨识参数根据适应度函数进行修正, 从而得到 PMSM 的参数。基于 CRO 的 PMSM 多参数辨识原理图如图 1 所示。

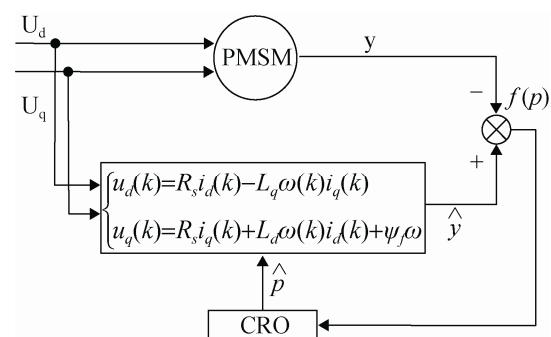


图 1 PMSM 多参数辨识模型

首先, 理想模型和实际模型的输入都是 dq 轴电压, 两者的输出通过适应度函数进行对比, CRO 算法通过适应度函数的值对待辨识的参数进行修正, 修正后的参数代替系统的实际模型参数。重复

上述的过程,直至系统和其理想模型的输出之间的误差最小或等于预先设定的最大迭代次数。

3.2 适应度函数

根据 PMSM 在同步旋转坐标系下的状态方程可以构建以下函数作为算法的适应度函数:

$$\begin{aligned} f(p) = & \sum_{k=1}^n w_1(u_{d0}(k) - \hat{u}_{d0}(k))^2 + \\ & w_2(u_{q0}(k) - \hat{u}_{q0}(k))^2 + \\ & w_3(u_d(k) - \hat{u}_d(k))^2 + \\ & w_4(u_q(k) - \hat{u}_q(k))^2, \end{aligned} \quad (10)$$

其中: u_d 与 u_q 为理想 PMSM 模型 dq 轴定子电压输入; \hat{u}_d 和 \hat{u}_q 为实际 PMSM 模型 dq 轴定子电压输入; w_1, w_2, w_3, w_4 为适应度函数的加权因子, 代表了这 4 个变量在适应度函数中的重要程度, 由于本文当中适应度函数的 4 个分量同样重要, 所以取值都是 0.25。

在使用 CRO 算法对 PMSM 的参数进行辨识的时候, 算法内部的一些参数需要进行相应的调整, 具体数值如表 1 所示。

表 1 CRO 算法参数设置

U	V	ρ	ξ	γ	μ	ε	δ	S	ϑ
50	50	0.6	0.9	0.01	3	0.1	0.01	5	1

3.3 CRO 算法的 PMSM 多参数辨识步骤

步骤 1 采集并且保存 $i_d = 0$ 和 $i_d < 0$ 模式下电机的运行数据, 其中包括: dq 轴电压、电流值以及转速;

步骤 2 设定的辨识参数范围是: $R_s \in (0, 0.5)$, $L_d \in (0, 0.01)$, $L_q \in (0, 0.01)$, $\psi_f \in (0, 0.1)$ 。初始化珊瑚虫所在珊瑚礁的位置, 对算法的相关参数的初始化, 设置最大迭代次数为 500。

步骤 3 判断算法是否达到最大的迭代次数或者适应度达到所需的精度, 即是否达到要求, 是, 执行步骤 6, 否, 执行步骤 4 到步骤 5。

步骤 4 根据公式(7), 公式(8)和公式(9)更新珊瑚虫的子代。

步骤 5 由公式(10)计算出珊瑚虫的健康度, 子代珊瑚虫寻找珊瑚礁进行附着, 若珊瑚礁为空则子代珊瑚虫可以成功附着; 若该珊瑚礁已经被其他珊瑚虫附着, 则需比较根据各自的健康度值(适应度值 $f(p)$), 较优的将抢占该珊瑚礁。未成功附着的珊瑚虫按上述步骤重复寻找, 若子代珊瑚虫在极限次数 μ 内仍未能成功附着, 该珊瑚虫死亡。

步骤 6 输出最优的适应度值 $f(p)_{best}$, 算法运行结束。

CRO 算法的 PMSM 多参数辨识步骤的流程如图 2 所示。

4 实验验证与结果分析

4.1 实验设置

在 Matlab/Simulink 软件平台上构建了基于 CRO 算法的 PMSM 参数辨识仿真框图, 如图 3 所示, 其中电机采用矢量控制策略, CRO 算法模块的输入信号是 $i_d, i_q, u_d, u_q, \omega$ 。

为了比较所提辨识算法的有效性, 与 PSO 算法和递归最小二乘(Recursive least square, RLS)算法对 PMSM 参数辨识进行了比较。

其中, 粒子群算法在辨识时所设定的辨识参数范围是: $R_s \in (0, 0.5)$ 、 $L_d \in (0, 0.01)$ 、 $L_q \in (0, 0.01)$ 、 $\psi_f \in (0, 0.1)$ 。且粒子群算法初始化相关参数为: 学习因子 $C_1 = C_2 = 2$, 惯性权重 $\omega = 0.5$, 最大迭代次数为 500。最小二乘法的初始化相关参数为: 参数估计初值 $\hat{\theta}(0) = 1_{n/p_0}$, 协方差初值 $P_0 = p_0 I$, $p_0 = 10^6$, 最大迭代次数也为 500。

实验中 PMSM 的参数设置详见表 2^[18]。在仿真中, 在电机电流稳态时(电流不变)注入 d 轴电流, 设定值 i_d^* 每隔 50 ms 交替改变一次^[13], 分别在 $i_d^* = 0$ 时和 $i_d^* \neq 0$ 时对信息量进行采样, 采样时间为 10–4 s, 数据长度为 500。

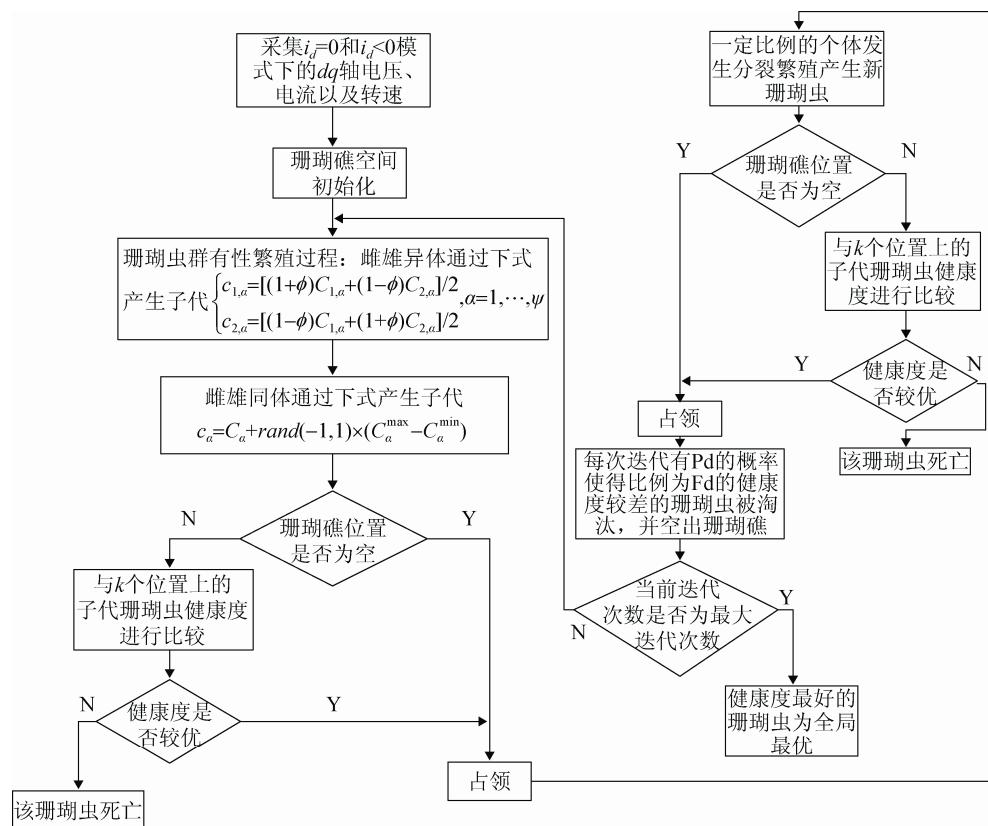


图 2 基于 CRO 算法的 PMSM 多参数辨识流程图

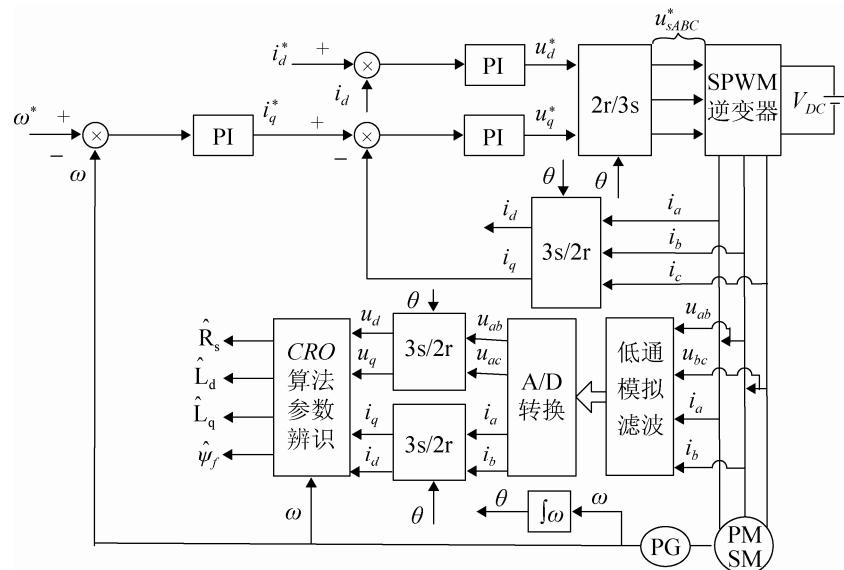


图 3 基于 CRO 算法的 PMSM 系统辨识仿真框图

表 2 PMSM 参数

参数	取值	参数	取值	参数	取值	参数	取值
额定功率/W	2 600	额定转速/(r·min⁻¹)	2 500	定子电阻 R_s/Ω	0.333	永磁体磁链/Wb	0.0776
额定电流/A	4	额定转矩/(N·m)	5	d 轴电感/H	3.24e-3	转动惯量/(kg·m²)	0.8e-5
额定电压/V	380	最大转速/(r·min⁻¹)	3 000	q 轴电感/H	3.24e-3	极对数 p	2

4.2 实验结果与分析

当转速为 $\omega^* = 2500 \text{r/min}$, 负载转矩为 $2 \text{N}\cdot\text{m}$ 的情况下, 3 种方法的辨识结果如图 4~7 所示, 从图中可以看出 CRO 算法辨识的 4 个参数都收敛到

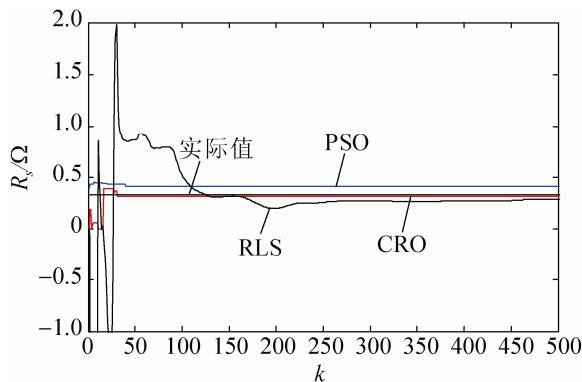


图 4 定子电阻辨识

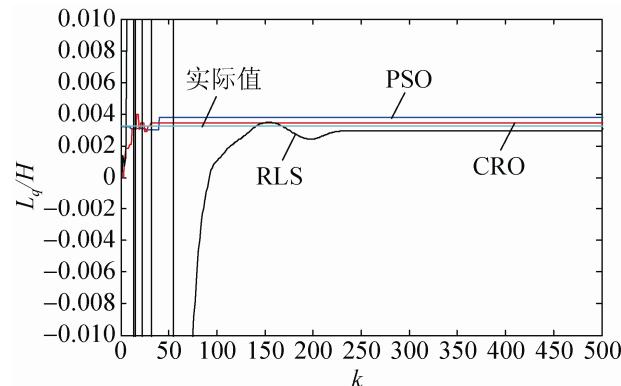


图 6 q 轴电感辨识

了真实值附近, 每一个参数的辨识误差都小于其它 2 种方法, 且 CRO 算法辨识收敛速度最快。

为了说明所提辨识算法具有一般性, 增加了在不同工作状态下的辨识结果比较, 如表 3 所示。

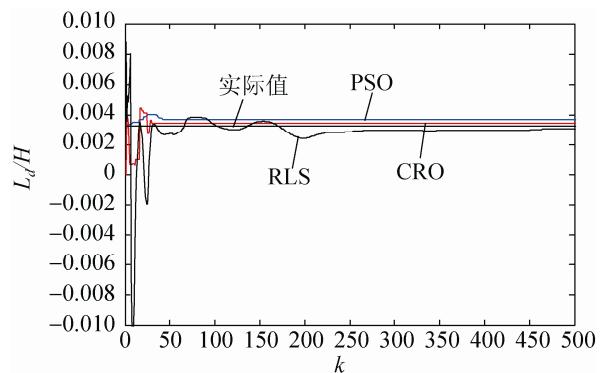


图 5 d 轴电感辨识

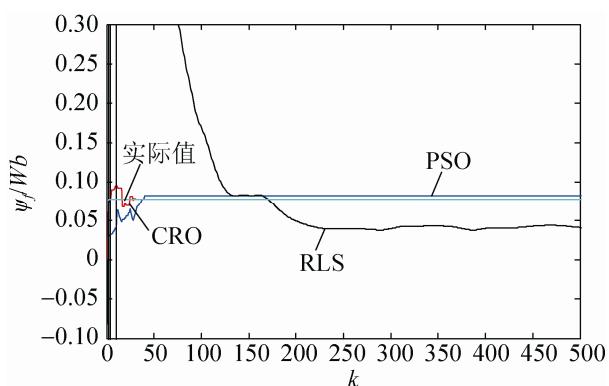


图 7 永磁磁链辨识

表 3 辨识结果

工作状态	算法	辨识值			
		\hat{R}_s / Ω	\hat{L}_d / H	\hat{L}_q / H	$\hat{\psi}_f / Wb$
$\omega^* = 2500 \text{r/min}$	PSO	0.401 0/21.5%*	0.003 68/13.5%	0.003 72/14.8%	0.082 2/5.9%
	RLS	0.238 1/27.8%	0.002 69/17.1%	0.002 77/14.3%	0.038 8/49.8%
	CRO	0.314 1/4.8%	0.003 4/4.9%	0.003 42/5.5%	0.078 1/0.6%
$\omega^* = 3000 \text{r/min}$	PSO	0.386 3/17.1%	0.003 45/6.5%	0.003 77/16.3%	0.083 1/7.1%
	RLS	0.290 8/11.8%	0.002 97/11.9%	0.003 02/6.7%	0.039 8/48.7%
	CRO	0.345 1/4.5%	0.003 15/2.7%	0.003 22/0.6%	0.077 8/0.2%
$\omega^* = 2500 \text{r/min}$	PSO	0.411 0/24.5%	0.003 70/14.1%	0.003 54/9.3%	0.081 4/4.9%
	RLS	0.267 0/19.1%	0.002 84/12.2%	0.002 95/8.9%	0.038 1/50.8%
	CRO	0.317 2/3.8%	0.003 10/4.3%	0.003 36/3.7%	0.078 2/0.7%
真实值		0.330 0	0.003 24	0.003 24	0.077 6

注“*”辨识值/误差%

当负载转矩固定、转速由额定转速提高至最大转速时, CRO 算法辨识的所有参数误差由高降低; 而 PSO 与 RLS 算法虽然在部分参数的辨识上误差降低, 但是也有误差变高的参数, 并且 CRO 算法在两种情况的参数辨识误差都比 PSO 与 RLS 算法的误差低。

当转速固定、负载转矩由小变大时, CRO 算法辨识的定子电阻以及 dq 轴电感误差降低、对于永磁磁链的辨识误差基本不变; 而 PSO 与 RLS 算法虽然在部分参数的辨识上误差降低, 但是也有误差变高的参数, 并且 CRO 算法在两种情况的参数辨识误差都比 PSO 与 RLS 算法的误差低。

在不同的工况下, CRO 算法的辨识的结果都比较接近真实值, 说明 CRO 算法在辨识电机参数上有很强的稳定性和收敛性。

5 结论

本文根据永磁同步电动机的电压方程和磁链方程, 推导出了永磁同步电动机的四阶参数辨识模型, 提出了 CRO 辨识算法应用于对其定子电阻、 d 轴电感、 q 轴电感和永磁磁链进行离线辨识, 并与 PSO 和 RLS 算法进行了比较, 仿真结果证明了辨识算法的一致收敛性和精确性。CRO 辨识算法有如下优点:

- 1) 收敛性快, 精度高;
- 2) 不用分步辨识电机的参数, 同步一次辨识出全部参数, 既可以辨识单输入输出系统, 也可以用于辨识多输入多输出系统;
- 3) 算法稳定, 受电机外部工况影响小, 且可以辨识时变系统的参数。

CRO 辨识算法通用性较广, 可以用来辨识其他多种类型的电机如: 感应异步电动机, 各种特种电动机和各种风力发电机等。

参考文献:

- [1] 史宇超, 孙凯, 马鸿雁, 等. 内埋式永磁同步电机永磁磁链的在线辨识 [J]. 电工技术学报 (S1000-6753), 2011, 26(9): 48-53.
- [2] Rahman M A, Vilathgamuwa D M, Uddin M N, et al. Nonlinear control of interior permanent-magnet synchronous motor [J]. Industry Applications IEEE Transactions on (S0093-9994), 2003, 39(2): 408-416.
- [3] 王庆龙, 张崇巍, 张兴, 等. 基于变结构模型参考自适应系统的永磁同步电机转速辨识 [J]. 中国电机工程学报 (S0258-8013), 2008, 28(9): 71-75.
- [4] Boileau T, Leboeuf N, Nahid-Mobarakeh B, et al. Online Identification of PMSM Parameters: Parameter Identifiability and Estimator Comparative Study [J]. IEEE Transactions on Industry Applications (S0093-9994), 2011, 47(4): 1944-1957.
- [5] 安群涛, 孙力, 赵克, 等. 一种永磁同步电动机参数的自适应经线辨识方法 [J]. 电工技术学报 (S1000-6753), 2008, 23(6): 31-36.
- [6] Underwood S J, Husain I. Online Parameter Estimation and Adaptive Control of Permanent-Magnet Synchronous Machines [J]. Industrial Electronics IEEE Transactions on (S0278-0046), 2010, 57(7): 2435-2443.
- [7] Xia Youshen¹, Kamel Mohamed S, Leung Henry. A fast algorithm for AR parameter estimation using a novel noise-constrained least-squares method [J]. Neural Networks (S0893-6080), 2010, 23(3): 396-405.
- [8] 王松, 刘明光, 石双双, 等. 基于卡尔曼滤波和神经网络的 PMSM 参数辨识 [J]. 北京交通大学学报 (S1673-0291), 2010, 34(2): 124-127.
- [9] 年珩, 李嘉文, 万中奇, 等. 基于参数在线辨识的永磁风力发电机无位置传感器控制技术 [J]. 中国电机工程学报 (S0258-8013), 2012, 32(12): 146-154.
- [10] Liu L, Liu W, Cartes D A. Permanent Magnet Synchronous Motor Parameter Identification using Particle Swarm Optimization [J]. Int. J. Comput. Intell. Res (S1875-6883), 2008, 4(2): 211-218.
- [11] 王少威, 万山明, 周理兵, 等. 利用蚁群算法辨识 PMSM 伺服系统负载转矩和转动惯量 [J]. 电工技术学报 (S1000-6753), 2011, 26(6): 18-25.
- [12] 陈振锋, 钟彦儒, 李洁. 感应电机参数辨识三种智能算法的比较 [J]. 电机与控制学报 (S1007-449X), 2010, 14(11): 7-12.
- [13] Liu K, Zhang Q, Chen J, et al. Online Multiparameter Estimation of Nonsalient-Pole PM Synchronous Machines with Temperature Variation Tracking [J]. Industrial Electronics IEEE Transactions on (S0278-0046), 2011, 58(5): 1776-1788.
- [14] Salcedo-Sanz S, Del Ser J, Gil-López S, et al. The Coral Reefs Optimization Algorithm: An Efficient Meta-heuristic for Solving Hard Optimization Problems [C]// Proc. of the 15th International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis (ASMDA), Mataró, Barcelona, Spain, 2013: 751-758.

<http://www.china-simulation.com>

(下转第 939 页)